第46卷 第7期
2023年7月

干旱区地理
ARID LAND GEOGRAPHY

Vol. 46 No. 7
Jul. 2023

遥感降水产品对黄河源区水文干旱特征的模拟性能分析

成 硕[1,2]， 李艳忠[1,2]， 星寅聪[1,2]， 于志国[1,2]， 王渊刚[1,3]， 黄曼捷[1,2]

（1. 南京信息工程大学水文与水资源工程学院，江苏 南京 210044；2. 水利部水文气象灾害机理与预警重点实验室，江苏 南京 210044；3. 中国科学院新疆生态与地理研究所，新疆 乌鲁木齐 830011）

摘 要：遥感降水产品为稀缺资料地区水文气象灾害机理与预警研究提供了重要的数据资料，但不同遥感降水产品的性能存在较大区域异质性。利用遥感降水产品开展水文气象相关的研究和应用前，需要对其性能进行综合评估。基于此，以稀缺资料的黄河源区为研究区，利用1983—2018年的观测降水数据（CMA）驱动并率定ABCD水文模型，并利用标准化径流指数（SRI），评估3套典型遥感降水产品（PERSIANN-CDR、CHIRPS v2.0、MSWEP v2.0）对水文干旱的模拟性能。利用游程理论识别水文干旱事件，阐明遥感降水对水文干旱特征的捕捉能力。结果表明：（1）3套遥感降水产品均能较好地捕获CMA多年均值的时空分布格局。CHIRPS产品的水文模拟性能（纳什效率系数NSE=0.72）高于其他2套产品。（2）CMA和降水产品模拟的4个尺度的SRI（SRI1、SRI3、SRI6和SRI12）均呈显著增加趋势（P<0.01），表明近36 a源区河川径流增加，水文干旱趋缓，但降水产品均高估了SRI，表明对黄河源区降水产品的偏差校正有待开展。基本统计指标方面，MSWEP产品计算的SRI与CMA的最为一致，性能最佳，但在年尺度（SRI12）上，PERSIANN表现最优。（3）3套产品均高估了SRI1和SRI3的干旱历时和烈度，MSWEP产品对SRI6的模拟性能最优，PERSIANN对SRI12的模拟性能最优。研究结果可为黄河源区水文干旱研究的降水产品数据的选择提供科学决策支持。

关 键 词：遥感降水；水文干旱；ABCD水文模型；标准化径流指数（SRI）；黄河源区

文章编号：1000－6060（2023）07－1063－10（1063～1072）

在气候变化和人类活动的双重影响下，区域乃至全球的平均温度和极端温度均呈显著增加趋势[1]。温度的急剧升高加快了水循环，导致干旱事件发生的频率、历时和强度愈演愈烈，已严重威胁到了生态文明建设和经济高质量发展。水文干旱作为典型干旱类型之一[2]，是气象干旱向农业干旱和社会经济干旱传播的关键过程，研究水文干旱的演变过程和传播机制有利于干旱的预警监测和防治。

为了量化水文干旱程度，较为常用的方法就是构建水文干旱指数来表征[3]。在众多的干旱指标研究中，丁晶等[4]用负轮长指标定量研究水文干旱，分析了中国主要河流177站的干旱特性，但该方法的普适性有待进一步商榷；康玲玲等[5]提出了以气温和降水构建S指数，并评估了黄河中游的水文干旱特征，但是对S指数权重系数的确定具有较大难度；而标准化径流指数（SRI）[6]，由于仅需要径流作为输入，并且计算方法简便和计算尺度灵活等优点，现已被广泛应用于水文干旱研究之中。为表征水文干旱的演变规律和驱动机制，常采用气象数据（如降水、潜在蒸散发等）驱动水文模型模拟径流过程，进而计算SRI，最后通过数值模拟量化不同因素对于SRI的影响。

降水是驱动水文模型的核心因素，其精确性与否会给干旱事件的识别带来很大不确定性。对于降水而言，获取方式较多。目前，降水数据的获取

收稿日期：2022-11-30； **修订日期：**2023-01-03

基金项目：国家自然科学基金（41701019）；江苏省研究生科研创新计划（KYCX22_1210）；2023年江苏省高等学校大学生创新创业训练计划项目（202310300045Z）资助

作者简介：成硕（2001-），男，硕士研究生，主要从事水文气象研究. E-mail: chengs0077@163.com

通讯作者：李艳忠（1984-），男，博士，副教授，主要从事水文气象与3S技术应用研究. E-mail: liyz_egi@163.com

主要有3种:地面观测、雷达监测和遥感卫星反演[7]。地面降水观测虽然能获得降水近似的真值,但由于雨量站分布不均,在一些经济欠发达地区和地形复杂区,雨量计较少,难以捕捉降水时空分布[8];天气雷达虽然能在较大空间范围内提供较为准确的降水,但由于成本较高,且雷达容易受到多种误差来源影响,在复杂地形区效果不佳[9];相比之下遥感降水产品有能够提供精度较高、时间序列连续的降水数据的优点,被广泛应用于水文气象的研究之中[10]。目前,全球遥感降水产品众多,常见的如PERSIANN-CDR、CHIRPS v2.0、MSWEP v2.0、CMORPH v1.0、GPCP-1DD v1.2、TMPA 3B42V7等[11]。为表征这些遥感降水产品在水文气象领域的性能,国内外学者开展了评估遥感降水产品性能的一系列研究工作。比如,刘洁等[12]采用国家基准气象站观测的降水量为观测数据,评估了TRMM 3B42RT、TRMM 3B42V7、CMORPH RAW和CMORPH CRT 4套遥感降水产品在塔里木河流域的性能,发现TRMM 3B42V7最适于模拟径流;Bai等[13]评估了CHIRPS V2.0、CMORPH V1.0、PERSIANN-CDR、TMPA 3B42V7和MSWEP V2.0在站点稀疏的青藏高原的性能,结果表明MSWEP产品表现最优;李艳忠等[14]评估了CHIRPS V2.0、CMORPH V1.0、TRMM 3B42、PERSIANN-CDR和MSWEPV2.0产品在渭河流域的4个子流域的水文性能,结果表明TRMM的水文模拟性能最优;Guo等[15]评估了PERSIANN-CDR、MSWEP V2.0和CHIRPS V2.0在西北干旱区的性能,研究发现3套产品在估算降水和表征干旱事件方面表现出普遍较优的性能;王喆等[16]利用TRMM数据和气象站点数据,计算标准化降水指数(SPI),分析了三江源区8月的干旱特征。综上可知,较多研究侧重于对遥感降水产品捕获降水的时空格局、径流模拟性能和捕获气象干旱性能的分析,而对遥感降水捕获水文干旱性能的研究相对较少。此外,不同的遥感产品在不同地区存在显著的区域差异性。因此,开展遥感降水产品在特定的区域捕获水文干旱的性能,有助于拓展遥感降水在水文干旱领域的应用。

黄河源区是黄河的发源地,面积约占整个黄河流域的15%。源区径流量约占黄河径流量的1/3以上,著有"黄河水塔"之称[17]。黄河源区生态环境脆弱,防灾减灾能力较弱[18],且对气候变化和人类活动等干扰敏感。比如,20世纪90年代,由于气候变化和过度放牧等影响,以致源区河川径流呈显著下降趋势[19],导致了水文干旱的发生。稀疏的降水观测站点数据,严重制约了源区水文干旱演变过程和驱动机制的研究,而遥感降水产品为开展此类研究提供了可能。面对诸多的遥感降水产品[11],哪一种产品在黄河源区的性能更好?哪种遥感降水产品更能准确地模拟黄河源区的水文干旱过程及其干旱特征?基于此,本研究拟选取3套典型遥感降水产品(PERSIANN-CDR、CHIRPS v2.0、MSWEP v2.0),利用ABCD水文模型,探究3套遥感降水产品在黄河源区的水文干旱监测性能,为黄河源区水文干旱研究的降水产品数据的选择提供科学决策支持。

1 研究区概况

黄河源区(32°06′~36°12′N,95°48′~103°24′E)位于青藏高原东北部,地势西高东低,源区流域面积达12×10⁴ km²(图1)。多年平均降水量约508 mm,多年平均气温-4.9 ℃[20],平均海拔在4000 m以上,属于高原亚寒带半湿润气候[21]。源区内植被类型以高寒草甸为主,区域内存在季节性和多年冻土区[22]。

2 数据与方法

2.1 数据来源

准确的降水数据是水文气象研究的基础,涉及的2462个站点的逐日气象数据来自国家气象信息中心(http://data.cma.cn/en),经过Anusplin软件插值形成空间分辨率为0.05°×0.05°的数据,时间范围为

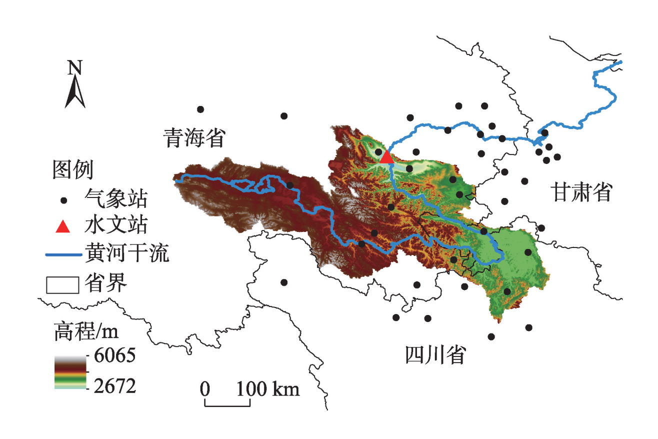


图1 黄河源区示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the source region of the Yellow River

1980—2018年。由于Anuspline方法考虑到高程和地形等因素，相对于其他插值结果精度更高[23]。唐乃亥乡1980—2018年逐月径流数据来自中国水利部编撰的水文年鉴。本研究选取了3套典型遥感降水产品，包括PERSIANN-CDR、CHIRPS v2.0、MSWEP v2.0(以下简称PERSIANN、MSWEP、CHIRPS)。

PERSIANN产品由Gridded卫星(GridSat-B1)的红外辐射数据作为输入数据，并且通过GPCP降水产品数据进行偏差校正。该产品的空间覆盖范围为60°S~60°N[24]。CHIRPS是由美国地质调查局(USGS)和加利福尼亚大学的气候灾害小组共同研发的一种产品，它融合了地面雨量站数据、卫星数据和降水气候学数据等，空间覆盖范围为50°S~50°N[25]。

多元加权集成降水MSWEP是一套全球降水数据集，其独特之处是它融合了地面测量、卫星和再分析数据。MSWEP与其他21个全球降水产品相比有着更加卓越的性能[26]，并且在缺资料或无资料地区具有较大潜力[27]。为了评估的一致性，本研究空间分辨率均为0.25°×0.25°，选取的研究时段为1983—2018年。3种遥感降水产品的汇总如表1所示。

2.2 研究方法

2.2.1 标准化径流指数(SRI) 标准化降水指数(SPI)是评价气象干旱的常见指标[28]。SPI仅基于降水序列数据计算，通常选用Gamma分布来描述降水量的变化情况，能够将偏态的降水分布转化成正态分布进行处理。SRI是评价水文干旱的常见指标，与SPI类似，SRI计算方法只需将降水序列数据替换成径流序列数据，石朋等[29]的研究表明广义极值分布(GEV)是黄河源区最适合的流量分布函数。SRI可用灵活的时间尺度来量化干旱事件，考虑了1个月、3个月、6个月、12个月4个典型的时间尺度的SRI(SRI1、SRI6、SRI6、SRI12)。干旱等级划分如表2所示。

2.2.2 ABCD水文模型 在众多水文模型中，Thomas提出的ABCD水文模型有参数少、模拟精度高、适应性较强等优点[30]。模型的输入数据为降水量(P)、潜在蒸散发(PET)，输出数据为径流深(R)、土壤含水量(S)和地下含水量(G)。其中，潜在蒸散发的计算采用联合国粮农组织开发的Penman-Monteith公式，计算公式如下：

$$\text{PET}=\frac{0.408(R_n-G)+\gamma\frac{900}{T_a+273}u_2(e_s-e_a)}{\Delta+\gamma(1+0.34u_2)} \tag{1}$$

$$Y_t=\frac{W_t+b}{2a}-\sqrt{\left(\frac{W_t+b}{2a}\right)^2-\frac{bW_t}{a}} \tag{2}$$

$$R_s=(1-c)(W_t-Y_t) \tag{3}$$

$$R_0=c(W_t-Y_t) \tag{4}$$

$$R_g=dG_t \tag{5}$$

式中：a为土壤完全饱和前形成径流的概率，取值范围为(0, 1]；b为不饱和含水层储水量的上限(mm)，取值范围为(0, 1000]；c为土壤含水层补给地下水量的比例，取值范围为(0, 1]；d为地下水形成出流的速度，取值范围为(0, 1]；R_n为地面净辐射(MJ·m^{-2}·d^{-1})；G为土壤热通量(MJ·m^{-2}·d^{-1})；γ为干湿计常数(kPa·℃$^{-1}$)；T_a为日平均温度(℃)；u_2为2 m高度处风速(m·s^{-1})；e_s为饱和水汽压(kPa)；e_a为实际水汽压(kPa)；Δ为水汽压曲线斜率(kPa·℃$^{-1}$)；模型的2个状态变量Y_t和W_t分别为可能蒸散发量(mm)和有效水量(mm)；R_s为直接径流(mm)；R_0为地下水补给量(mm)；R_g为地下径流(mm)；G_t为当前月份的地下水储量(mm)。

2.3 统计评价指标

为定量研究3套遥感产品在黄河源区的水文干旱性能，选取了相关系数(CC)、均方根误差(RMSE)、Kling-Gupta系数(KGE)、纳什效率系数(NSE)4种统计评价指标，各指标的计算公式如下：

$$\text{CC}=\frac{\sum_{i=1}^{n}(G_i-\bar{G})(S_i-\bar{S})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(G_i-\bar{G})^2\sum_{i=1}^{n}(S_i-\bar{S})^2}} \tag{6}$$

$$\text{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(G_i-S_i)^2} \tag{7}$$

表1　遥感降水产品基本信息

Tab. 1　Basic information of remote sensing precipitation products

数据集	年份	空间跨度	数据下载来源
PERSIANN-CDR	1983—2018	60°S~60°N	http://chrsdata.eng.uci.edu/
CHIRPS v2.0	1983—2018	50°S~50°N	ftp://ftp.chg.ucsb.edu/pub/org/chg/products/CHIRPS-2.0
MSWEP v2.0	1979—2018	全球	http://gloh2o.org/

表2 标准化径流指数(SRI)等级划分标准

Tab. 2 Classification criteria of SRI

SRI值	干旱程度
−0.5<SRI	无旱
−1.0<SRI≤−0.5	轻度干旱
−1.5<SRI≤−1.0	中度干旱
−2.0<SRI≤−1.5	严重干旱
SRI≤−2.0	极端干旱

$$\mathrm{KGE}=1-\sqrt{(1-\mathrm{CC})^2+(1-\alpha)^2+(1-\beta)^2},\quad \alpha=\frac{\sigma_s}{\sigma_o},\ \beta=\frac{\mu_s}{\mu_o} \tag{8}$$

$$\mathrm{NSE}=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_{oi}-Q_{si})^2}{\sum_{i=1}^{n}(Q_{oi}-\bar{Q}_o)^2} \tag{9}$$

式中：G_i、$\bar{G}$ 分别为观测降水的估算降水及其均值(mm)；S_i、$\bar{S}$ 分别为遥感产品的估算降水及其均值(mm)；n 为样本容量；σ_o、μ_o 分别为观测降水的均值和标准差(mm)；σ_s、μ_s 分别为遥感降水估计值的均值和标准差(mm)；Q_{oi}、Q_{si} 分别为观测径流量和模拟径流量(mm)；$\bar{Q}_o$ 为观测径流量的均值(mm)。

2.4 游程理论

干旱事件通过游程理论确定，根据McKee等[28]的研究，当SRI为负值，峰值小于−1且干旱历时持续2个月以上时，就被认定为一次干旱事件，记录干旱事件数目(DEN)。干旱历时(DD)定义为干旱事件开始和结束之间的月数，干旱烈度(DS)为干旱事件期间累积SRI的绝对值。此外，本研究选用平均干旱历时(MDD)和平均干旱烈度(MDS)作为干旱特征指标，计算公式如下：

$$\mathrm{MDD}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\mathrm{DD}_i \tag{10}$$

$$\mathrm{MDS}=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\mathrm{DS}_j,\ \mathrm{DS}=\sum_{i=1}^{\mathrm{DD}}\left|\mathrm{SRI}_i\right| \tag{11}$$

式中：N 为干旱事件数量；DD_i 为 i 月的干旱历时；DS_j 为干旱事件 j 的干旱烈度；SRI_i 为 i 月的标准化径流指数。

3 结果与分析

3.1 遥感降水产品时空分布

图2和图3分别展示了观测降水数据(CMA)和

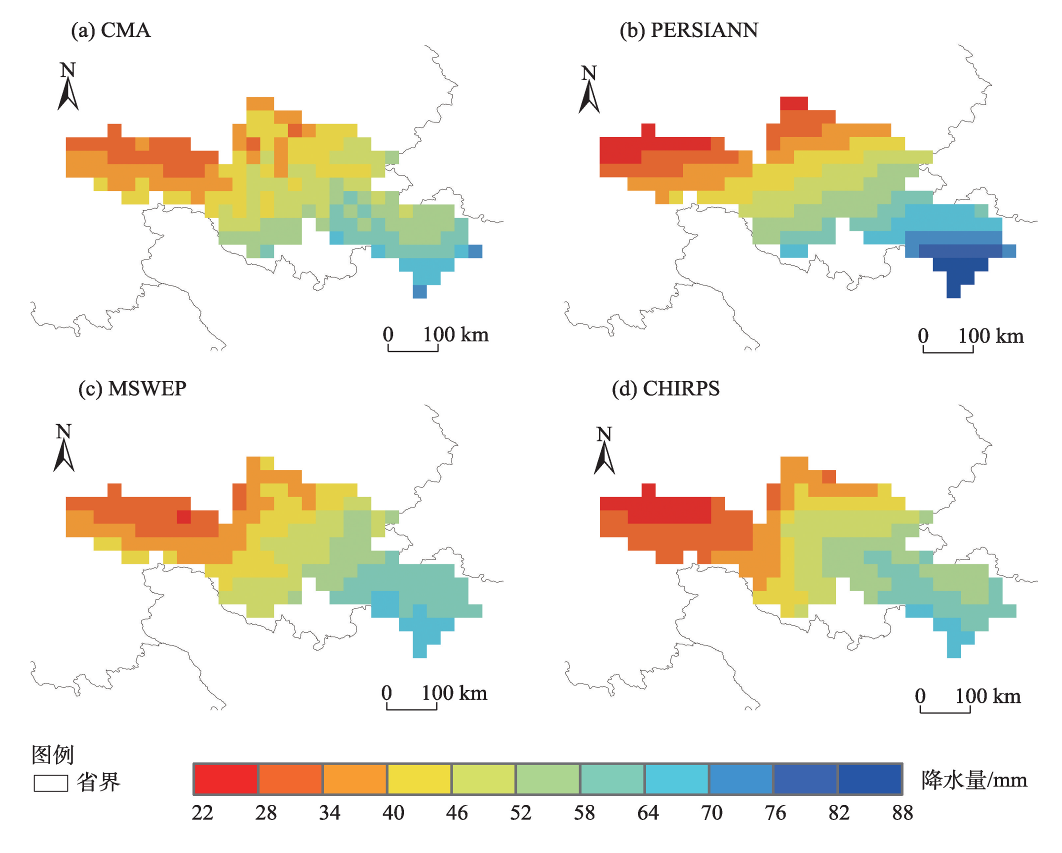


图2 黄河源观测降水数据(CMA)与3套遥感降水产品的月均降水量空间分布

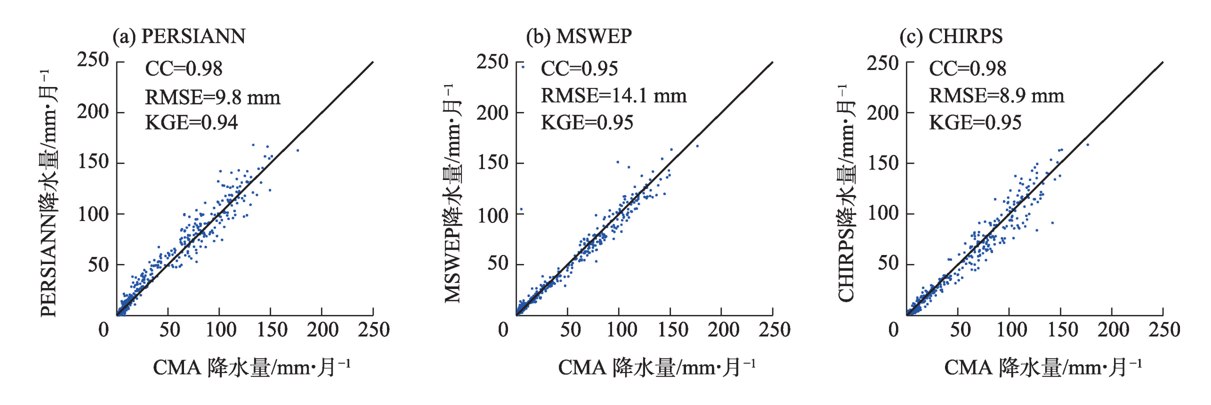
Fig. 2 Spatial distributions of monthly average precipitation of CMA and three remote sensing precipitation products at the source of the Yellow River

3套遥感降水产品的月平均空间分布和散点图。由图可知，3套遥感降水产品均能够捕捉到降水量自东南向西北递减的空间分布格局。但3套遥感降水产品均低估了西北部的降水量，PERSIANN产品高估了东南部的降水量。此外，3套遥感产品均能较好地捕获到CMA的波动（CC>0.95），整体CHIRPS产品的性能表现最优（KGE=0.95，RMSE=8.9 mm），其次为PERSIANN产品（KGE=0.94，RMSE=9.8 mm），较差的是MSWEP产品（KGE=0.95，RMSE=14.1 mm）。

3.2　ABCD水文模型性能

ABCD水文模型率定期和验证期的模拟性能如图4a所示，模型率定期（1980—2000年）的NSE达到0.81，验证期（2001—2018年）的NSE达到0.70，说明模型拟合较优，表明ABCD水文模型在黄河源区有较好的适应性，可用于不同遥感降水产品的水文性能验证。

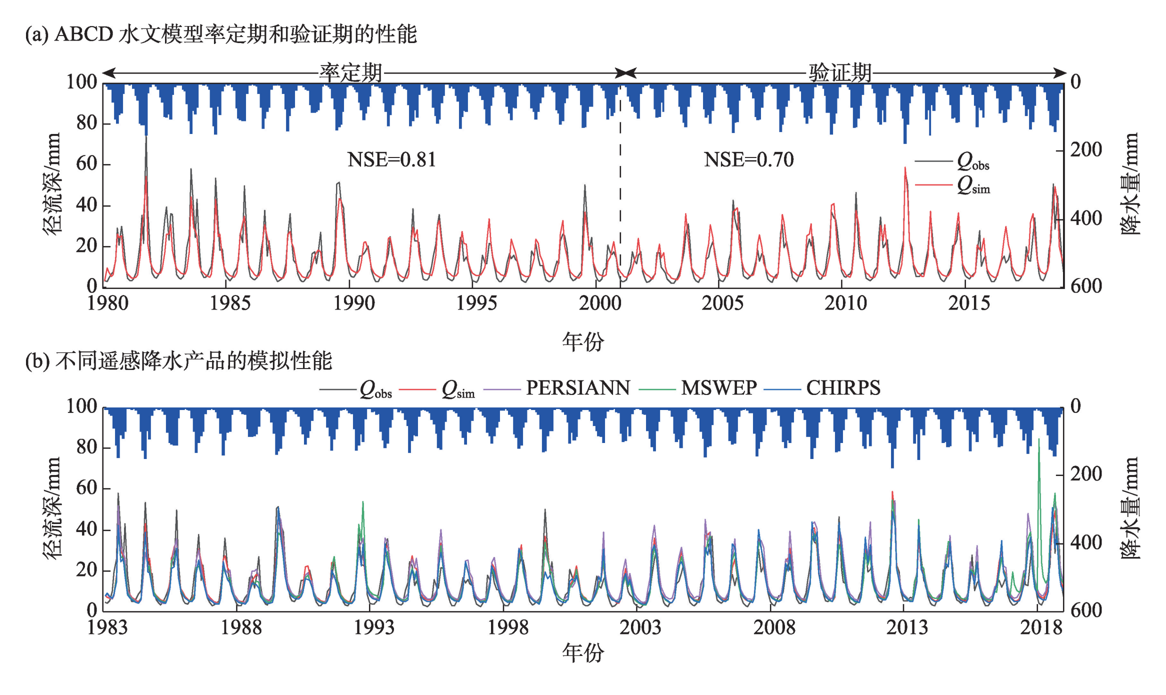
基于率定好的水文模型参数，将3套遥感降水产品驱动ABCD水文模型，其模拟性能如图4b所示。CHIRPS产品的径流模拟效果最优（NSE=0.72），其次是PERSIANN（NSE=0.67），MSWEP产品的表现较差（NSE=0.57）。表明CHIRPS产品在黄河源区有着良好的适应性。



注：CC为相关系数；RMSE为均方根误差；KGE为Kling-Gupta系数。下同。

图3　CMA与3套遥感降水产品的降水散点图

Fig. 3　Precipitation scatter maps of CMA and three remote sensing precipitation products



注：NSE为纳什效率系数；Q_{obs}为观测径流量；Q_{sim}为模拟径流量。

图4　ABCD水文模型及不同遥感降水产品的模拟性能

Fig. 4　Simulation performance of ABCD hydrological model and different remote sensing precipitation products

3.3 水文干旱指标评价分析

1983—2018年观测降水和遥感降水产品的SRI月平均趋势如表3所示，1983—2018年观测降水和各遥感产品的SRI均呈现增加趋势，但3套遥感产品的SRI增加趋势要高于观测降水，这是由于3套遥感产品的原始降水数据的增加趋势均大于观测降水的结果。各时间尺度观测降水和遥感降水产品的SRI均为显著增加趋势，表明近36 a源区河川径流增加，水文干旱趋缓。

1983—2018年产品SRI与观测降水的SRI的相关系数如图5a所示，3套遥感降水产品整体的相关系数较高，MSWEP产品在各个时间尺度的相关系数均为最优。随着时间尺度增大，PERSIANN产品的相关系数呈增大趋势，MSWEP和CHIRPS产品无明显趋势。1983—2018年遥感降水产品与观测降水的SRI的均方根误差如图5b所示，MSWEP产品在各个时间尺度的均方根误差均最小，说明MSWEP产品与观测降水SRI之间的偏差小，其次是CHIRPS产品，PERSIANN产品表现最差。1983—2018年遥感降水产品与观测降水的SRI的Kling-Gupta系数如图5c所示，3套产品的Kling-Gupta系数整体效果较差，但PERSIANN产品在年尺度(SRI12)最优。综上，MSWEP产品在各个时间尺度具有高相关系数，低均方根误差的特点，PERSIANN产品在SRI12具有高Kling-Gupta系数的表现。

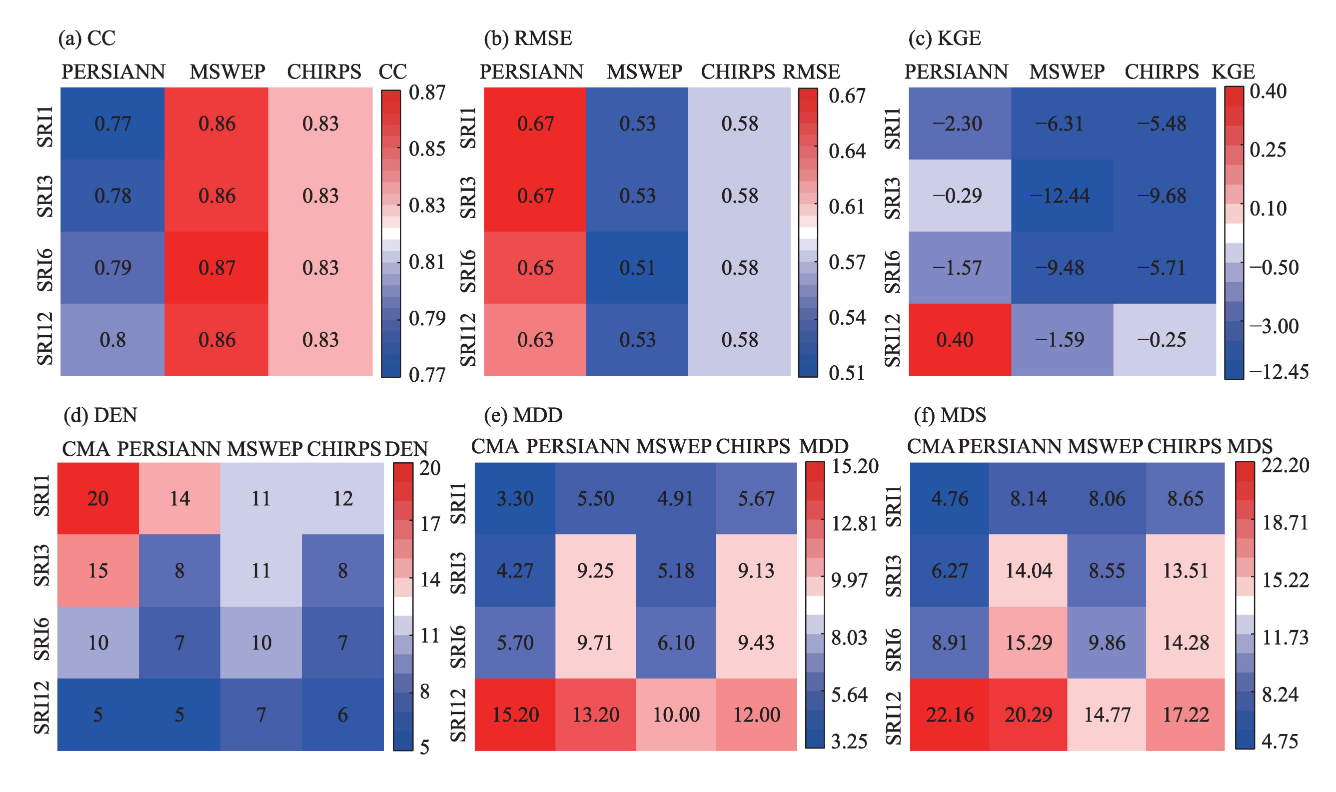
在较短时间尺度(SRI1、SRI3)上3套遥感降水产品呈现显著低估(图5d)。随着时间尺度增长，在较长时间尺度(SRI6、SRI12)上3套遥感降水产品与观测降水识别的干旱事件数目较为接近，表明遥感降水产品在长时间尺度能够较好地捕捉干旱事件。在较短时间尺度(SRI1、SRI3)上3套遥感降水

表3 观测数据及遥感降水产品SRI趋势

Tab. 3 SRI trend of observation data and remote sensing precipitation products

不同时间尺度SRI	CMA	遥感降水产品		
		PERSIANN	MSWEP	CHIRPS
SRI1	0.0016***	0.0042***	0.0034***	0.0035***
SRI3	0.0016***	0.0044***	0.0035***	0.0036***
SRI6	0.0016***	0.0043***	0.0035***	0.0037***
SRI12	0.0015***	0.0040***	0.0035***	0.0036***

注：***表示通过99%显著性检验；SRI1、SRI3、SRI6、SRI12分别表示1个月、3个月、6个月、12个月4个时间尺度的SRI。



注：DEN为干旱事件数目；MDD为平均干旱历时；MDS为平均干旱烈度；SRI1、SRI3、SRI6、SRI12分别表示1个月、3个月、6个月、12个月4个时间尺度的SRI。

图5 遥感降水产品捕捉水文干旱特征

Fig. 5 Hydrological drought characteristics captured by remote sensing precipitation products

产品均呈现显著高估(图5e)。在较长时间尺度(SRI6)上MSWEP产品与观测降水的平均干旱历时最为接近，PERSIANN和CHIRPS产品呈现高估倾向。在年尺度(SRI12)上PERSIANN产品与观测降水的平均干旱历时最接近，MSWEP和CHIRPS产品均呈现显著低估。在较短时间尺度(SRI1、SRI3)上3套遥感降水产品均呈现显著高估(图5f)。在较长时间尺度(SRI6)上MSWEP产品呈现略微高估，PERSIANN和CHIRPS产品则呈现显著高估。在年尺度(SRI12)上PERSIANN产品与观测降水的平均干旱烈度最接近，MSWEP和CHIRPS产品均呈现显著低估。综上，3套遥感产品在短时间尺度(SRI1、SRI3)上均高估了干旱事件的历时、烈度，MSWEP产品在SRI1、SRI3和SRI6的平均干旱历时和烈度相对于其他2套产品效果较优。PERSIANN产品在年尺度(SRI12)上的平均干旱历时和烈度有较优的表现。CHIRPS产品捕捉水文干旱事件特征的性能不如PERSIANN和MSWEP产品。

4 讨 论

诸多学者在黄河源区开展相关研究。韩兰英等[18]研究自1961年以来黄河流域整体趋于暖干化，气候变化使得径流呈减少趋势，从而使干旱风险加剧。但本研究发现1983—2018年黄河源区观测降水和遥感降水产品计算的SRI在各个时间尺度均呈现显著增加趋势，表明近36 a河川径流增加，水文干旱趋势减缓，与梁鹏飞等[31]研究1991—2018年黄河源区的径流量表现出增加趋势的结论一致。

诸多学者评估了遥感降水产品在黄河源区的性能。Bai等[13]分析了5套遥感产品在三江源区的水文性能，得出MSWEP产品在黄河源区优于其他降水产品的结论，这与本研究比较一致。张磊磊等[32]发现PERSIANN产品在黄河源区极大的高估了降水量，本研究发现PERSIANN产品计算的SRI增加趋势约为观测降水模拟SRI的3倍，间接说明了PERSIANN产品在黄河源区高估了降水量。许昕彤等[33]研究表明，1981—2020年MSWEP产品在黄河源区的SPI3倾向于低估干旱历时、烈度和极值，而本研究发现1983—2018年MSWEP产品在黄河源区的SRI3倾向于高估干旱历时和烈度。本研究尝试将研究时段扩展到1981—2020年，发现MSWEP产品在2017—2020年于黄河源区有严重的高估降水，这会给干旱事件的分析带来极大的不确定性。本研究中遥感降水产品对黄河源区均高估了降水，低估了干旱事件数目，高估SRI1和SRI3的干旱历时和烈度，根据Li等[34]的研究，复杂的地形和稀疏的站点会制约遥感降水产品的精度，从而造成误差。

虽然本研究对数据源进行严格的质量控制，但不可避免的存在不确定性。首先，选取的Anuspline插值方法虽然考虑了高程和地形等影响，但依然存在误差[35]。其次，只采用单一水文模型和水文干旱指数进行研究，可能存在不确定性，未来开展的研究中会综合考虑多个水文模型和水文干旱指数进行对比研究，以便更加客观地对遥感降水产品进行评估。最后，本研究侧重于客观评估3套降水产品对于水文干旱的模拟特征分析，并未定量订正3套遥感产品，未来会考虑遥感产品对降水呈现高估的原因，采取贝叶斯卷积神经网络[36]和机器学习算法[37]对产品进行定量订正。

5 结 论

(1) 3套遥感降水产品与观测降水的时空分布格局整体一致，其中CHIRPS产品表现最优。基于1983—2018年观测降水率定的水文模型参数，将3套遥感降水产品驱动ABCD水文模型，CHIRPS产品的NSE在3套产品中表现最优，表明CHIRPS产品在黄河源区有着良好的适应性。

(2) 1983—2018年黄河源区各时间尺度观测降水和遥感降水产品的SRI均为显著增加趋势，表明近36 a源区河川径流增加、水文干旱趋缓，但3套遥感降水产品均呈现高估倾向。3套遥感降水的SRI统计性能存在差异，其中MSWEP产品计算的SRI与CMA的最为一致，具有高相关系数，低均方根误差和低平均绝对误差的特点。虽然3套遥感降水产品的Kling-Gupta系数总体不高，但在年尺度(SRI12)上PERSIANN产品表现较优。

(3) 1983—2018年黄河源区的干旱事件根据游程理论识别。3套遥感降水产品均低估了SRI1和SRI3的干旱事件数目，高估了干旱历时和烈度。MSWEP产品对SRI6的模拟性能最优；PERISANN产品在年尺度(SRI12)与观测降水的历时和烈度较为接近。CHIRPS产品捕捉水文干旱事件特征的性

能不如PERSIANN和MSWEP产品。

参考文献(References)

[1] 夏军, 陈进, 佘敦先. 2022年长江流域极端干旱事件及其影响与对策[J]. 水利学报, 2022, 53(10): 1143-1153. [Xia Jun, Chen Jin, She Dunxian. Impacts and countermeasures of extreme drought in the Yangtze River Basin in 2022[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2022, 53(10): 1143-1153.]

[2] Wang W, Ertsen M W, Svoboda M D, et al. Propagation of drought: From meteorological drought to agricultural and hydrological drought[J]. Advances in Meteorology, 2016, 16: 6547209, doi: 10.1155/2016/6547209.

[3] 胡彩虹, 王金星, 王艺璇, 等. 水文干旱指标研究进展综述[J]. 人民长江, 2013, 44(7): 11-15. [Hu Caihong, Wang Jinxing, Wang Yixuan, et al. Review on research of hydrological drought index[J]. Yangtze River, 2013, 44(7): 11-15.]

[4] 丁晶, 袁鹏, 杨荣富, 等. 中国主要河流干旱特性的统计分析[J]. 地理学报, 1997, 52(4): 88-95. [Ding Jing, Yuan Peng, Yang Rongfu, et al. Stochastic analysis of the drought properties of the main rivers in China[J]. Acta Geographica Sinica, 1997, 52(4): 88-95.]

[5] 康玲玲, 张亚民, 王玲玲, 等. 黄河中游干旱指数计算方法探讨[J]. 人民黄河, 2004(8): 31-33. [Kang Lingling, Zhang Yamin, Wang Lingling, et al. Discussion on the calculation method of drought index in the middle Yellow River[J]. Yellow River, 2004(8): 31-33.]

[6] Shukla S, Wood A W. Use of a standardized runoff index for characterizing hydrologic drought[J]. Geophysical Research Letters, 2008, 35(2), L02405, doi: 10.1029/2007GL032487.

[7] Sun Q H, Miao C Y, Duan Q Y, et al. A review of global precipitation data sets: Data sources, estimation, and intercomparisons[J]. Reviews of Geophysics, 2018, 56(1): 79-107.

[8] Kidd C, Becker A, Huffman G J, et al. So, how much of the earth's surface is covered by rain gauges?[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2017, 98(1): 69-78.

[9] Xu F L, Guo B, Ye B, et al. Systematical evaluation of GPM IMERG and TRMM 3B42V7 precipitation products in the Huang-Huai-Hai Plain, China[J]. Remote Sensing, 2019, 11(6): 697, doi: 10.3390/rs11060697.

[10] 唐国强, 万玮, 曾子悦, 等. 全球降水测量(GPM)计划及其最新进展综述[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(4): 607-615. [Tang Guoqiang, Wan Wei, Zeng Ziyue, et al. An overview of the global precipitation measurement (GPM) mission and it's latest development[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(4): 607-615.]

[11] Beck H E, Vergopolan N, Pan M, et al. Global-scale evaluation of 22 precipitation datasets using gauge observations and hydrological modeling[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2017, 21(12): 6201-6217.

[12] 刘洁, 夏军, 邹磊, 等. 多卫星遥感降水数据在塔里木河流域的适用性分析[J]. 南水北调与水利科技, 2018, 16(5): 1-8. [Liu Jie, Xia Jun, Zou Lei, et al. Applicability analysis of multi-satellite remote sensing precipitation data in Tarim River Basin[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2018, 16(5): 1-8.]

[13] Bai P, Liu X M. Evaluation of five satellite-based precipitation products in two gauge-scarce basins on the Tibetan Plateau[J]. Remote Sensing, 2018, 10(8): 1316, doi: 10.3390/rs10081316.

[14] 李艳忠, 星寅聪, 庄稼成, 等. 典型遥感降水产品的水文模拟性能评估[J]. 遥感学报. [2022-08-22]. https://www.ygxb.ac.cn/thesisDetails?columnId=29373073&Fpath=&graphicAbstract=www.undefined&index=0&lang=zh. [Li Yanzhong, Xing Yincong, Zhuang Jiacheng, et al. Evaluation of typical remote sensing precipitation products in hydrological simulation[J]. National Remote Sensing Bulletin. [2022-08-22]. https://www.ygxb.ac.cn/thesisDetails?columnId=29373073&Fpath=&graphicAbstract=www.undefined&index=0&lang=zh.]

[15] Guo H, Li M, Nzabarinda V, et al. Assessment of three long-term satellite-based precipitation estimates against ground observations for drought characterization in northwestern China[J]. Remote Sensing, 2022, 14(4): 828, doi: 10.3390/rs14040828.

[16] 王喆, 安如, 梁欣, 等. 基于TRMM的三江源区8月份干旱特征[J]. 干旱区研究, 2013, 30(4): 719-727. [Wang Zhe, An Ru, Liang Xin, et al. August drought in the three-river headwaters region based on TRMM data[J]. Arid Zone Research, 2013, 30(4): 719-727.]

[17] 张成凤, 刘翠善, 王国庆, 等. 基于Budyko假设的黄河源区径流变化归因识别[J]. 中国农村水利水电, 2020(9): 90-94. [Zhang Chengfeng, Liu Cuishan, Wang Guoqing, et al. Attribution of runoff variation for the Yellow River source region based on the Budyko hypothesis[J]. China Rural Water and Hydropower, 2020(9): 90-94.]

[18] 韩兰英, 张强, 马鹏里, 等. 气候变暖背景下黄河流域干旱灾害风险空间特征[J]. 中国沙漠, 2021, 41(4): 225-234. [Han Lanying, Zhang Qiang, Ma Pengli, et al. Characteristics of drought disasters risk in the Yellow River Basin under the climate warming[J]. Journal of Desert Research, 2021, 41(4): 225-234.]

[19] Li L, Shen H Y, Dai S, et al. Response of runoff to climate change and its future tendency in the source region of Yellow River[J]. Journal of Geographical Sciences, 2012, 22(3): 431-440.

[20] 张成凤, 鲍振鑫, 杨晓甜, 等. 黄河源区水文气象要素演变特征及响应关系[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2019, 40(6): 15-19. [Zhang Chengfeng, Bao Zhenxin, Yang Xiaotian, et al. Evolution characteristics and response relationships of hydro-meteorological variables in the source region of the Yellow River[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2019, 40(6): 15-19.]

[21] 陈建军, 黄莹, 赵许宁, 等. 黄河源区高寒草地植被覆盖度反演模型精度评价[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(15): 37-45. [Chen

Jianjun, Huang Ying, Zhao Xuning, et al. Accuracy evaluation of vegetation coverage inversion model for alpine grassland in the source region of the Yellow River[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(15): 37-45.]

[22] 文军, 蓝永超, 苏中波, 等. 黄河源区陆面过程观测和模拟研究进展[J]. 地球科学进展, 2011, 26(6): 575-585. [Wen Jun, Lan Yongchao, Su Zhongbo, et al. Advances in observation and modeling of land surface processes over the source region of the Yellow River[J]. Advances in Earth Science, 2011, 26(6): 575-585.]

[23] 刘志红, McVicar Tim R, Van Niel T G, 等. 专用气候数据空间插值软件ANUSPLIN及其应用[J]. 气象, 2008, 34(2): 92-100. [Liu Zhihong, McVicar Tim R, Van Niel T G, et al. Introduction of the professional interpolation software for meteorology data: ANUSPLINN[J]. Meteorological Monthly, 2008, 34(2): 92-100.]

[24] Ashouri H, Hsu K L, Sorooshian S, et al. PERSIANN-CDR: Daily precipitation climate data record from multisatellite observations for hydrological and climate studies[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2015, 96(1): 69-83.

[25] Funk C, Peterson P, Landsfeld M, et al. The climate hazards infrared precipitation with stations: A new environmental record for monitoring extremes[J]. Scientific Data, 2015, 2: 150066, doi: 10.1038/sdata.2015.66.

[26] Beck H E, Wood E F, Pan M, et al. MSWEP V2 global 3-hourly 0.1° precipitation: Methodology and quantitative assessment[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2019, 100(3): 473-500.

[27] 吕爱锋, 亓珊珊. 遥感及再分析降水产品在缺资料干旱内陆盆地的适用性评估[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(9): 1817-1834. [Lü Aifeng, Qi Shanshan. Applicability analysis of satellite-based and reanalysis precipitation products in poorly-gauged arid inland basins[J]. Journal of Geo-information Science, 2022, 24(9): 1817-1834.]

[28] McKee T, Doesken N, Kleist J. The relationship of drought frequency and duration to time scales[C]//Proceedings of the Eighth Conference on Applied Climatology. Boston: American Meteorological Society, 1993: 179-184.

[29] 石朋, 詹慧婕, 瞿思敏, 等. 黄河源区气象干旱与水文干旱关联性分析[J]. 水资源保护, 2022, 38(3): 80-86. [Shi Peng, Zhan Huijie, Qu Simin, et al. Correlation analysis of meteorological and hydrological droughts in Yellow River source region[J]. Water Resources Protection, 2022, 38(3): 80-86.]

[30] Thomas H. Improved methods for national water assessment[R]. Washington: US Water Resource Council, 1981.

[31] 梁鹏飞, 李宗杰, 辛惠娟, 等. 黄河源区径流变化特征及影响因素研究[J]. 水资源与水工程学报, 2022, 33(4): 64-71. [Liang Pengfei, Li Zongjie, Xin Huijuan, et al. Characteristics of runoff changes and influencing factors in the source region of the Yellow River[J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2022, 33(4): 64-71.]

[32] 张磊磊, 康颖, 岳青华, 等. 四种卫星降水数据在黄河源区的适用性分析[J]. 人民黄河, 2021, 43(3): 29-33. [Zhang Leilei, Kang Ying, Yue Qinghua, et al. Analysis of the applicability of various satellite-based precipitation in the source region of Yellow River [J]. Yellow River, 2021, 43(3): 29-33.]

[33] 许昕彤, 朱丽, 吕潇雨, 等. MSWEP降水产品在黄河流域气象干旱监测中的适用性评价[J]. 干旱区地理, 2023, 46(3): 371-384. [Xu Xintong, Zhu Li, Lü Xiaoyu, et al. Applicability evaluation of MSWEP precipitation product for meteorological drought monitoring in the Yellow River Basin[J]. Arid Land Geography, 2023, 46 (3): 371-384.]

[34] Li Y Z, Zhuang J C, Bai P, et al. Evaluation of three long-term remotely sensed precipitation estimates for meteorological drought monitoring over China[J]. Remote Sensing, 2023, 15(1): 86, doi: 10.3390/rs15010086.

[35] 谭剑波, 李爱农, 雷光斌. 青藏高原东南缘气象要素Anusplin和Cokriging空间插值对比分析[J]. 高原气象, 2016, 35(4): 875-886. [Tan Jianbo, Li Ainong, Lei Guangbin. Contrast on Anusplin and Cokriging meteorological spatial interpolation in southeastern margin of Qinghai-Xizang Plateau[J]. Plateau Meteorology, 2016, 35(4): 875-886.]

[36] Ma Y Z, Yang Y, Han Z Y, et al. Comprehensive evaluation of ensemble multi-satellite precipitation dataset using the dynamic Bayesian model averaging scheme over the Tibetan Plateau[J]. Journal of Hydrology, 2018, 556: 634-644.

[37] Zhou S Q, Wang Y, Yuan Q Q, et al. Spatiotemporal estimation of 6-hour high-resolution precipitation across China based on Himawari-8 using a stacking ensemble machine learning model[J]. Journal of Hydrology, 2022, 609: 127718, doi: 10.1016/j.jhydrol.2022.127718.

Simulation performance of remote sensing precipitation products on hydrological drought characteristics in the source region of the Yellow River

CHENG Shuo[1,2], LI Yanzhong[1,2], XING Yincong[1,2], YU Zhiguo[1,2], WANG Yuangang[1,3], HUANG Manjie[1,2]

(1. School of Hydrology and Water Resources, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, Jiangsu, China; 2. Key Laboratory of Hydrometeorological Disaster Mechanism and Warning of Ministry of Water Resources, Nanjing 210044, Jiangsu, China; 3. Xinjiang Institute of Ecology and Geography, Chinese Academy of Sciences, Urumqi 830011, Xinjiang, China)

Abstract: In regions with scarce data, remote sensing precipitation products provide crucial data for the development of the hydrometeorological disaster mechanism and early warning studies. However, the performance of various remote sensing precipitation products exhibits regional heterogeneity. Comprehensively evaluating the performance of remote sensing precipitation products is critical for their use in hydrometeorological-related research and application. Based on this assumption, the study investigated the source region of the Yellow River of China by using the observed precipitation data (CMA) from 1983 to 2018 to drive and calibrate the ABCD hydrological model. Furthermore, the standardized runoff index (SRI) was used to evaluate the simulation performance of three sets of typical remote sensing precipitation products (PERSIANN-CDR, CHIRPS v2.0, MSWEP v2.0) on hydrological drought. Furthermore, hydrological drought events were identified by using run theory, and the potency of remote sensing precipitation to capture hydrological drought characteristics was investigated. The results revealed that: (1) The three precipitation products can accurately capture the temporal and spatial distribution pattern of CMA's multiyear mean value. Furthermore, the CHIRPS product (Nash-Sutcliffe efficiency coefficient, NSE=0.72) outperformed other two products in term of hydrological simulation. (2) The SRI values (SRI1, SRI3, SRI6, and SRI12) of the four scales simulated by CMA and three sets of remote sensing precipitation products revealed a significant increase trend (P<0.01), which indicated that the river runoff in the source region increased in the last 36 years, and the hydrological drought slowed down. However, the SRI values of the three sets of remote sensing precipitation products were overestimated. This result revealed that the deviation correction of precipitation products in the source area of the Yellow River is necessary. In terms of basic statistical indicators, the SRI calculated by the MSWEP product was the most consistent with CMA and was the best. However, on an annual scale (SRI12), the PERSIANN product achieved the best performance. (3) Three sets of remote sensing precipitation products overestimated the drought duration and intensity of SRI1 and SRI3; the MSWEP product achieved the best simulation performance for SRI6; and the PERSIANN product has the best simulation performance for SRI12. The results of this study can provide scientific decision support for the selection of precipitation product data for studying hydrological drought in the source region of the Yellow River.

Key words: remote sensing precipitation; hydrological drought; ABCD hydrological model; standardized runoff index (SRI); the source region of the Yellow River